

移動体の群制御—V : 非線形モデル予測制御による 車両群の分散誘導制御 : 群れのモデルとその制御

山本, 薫
九州大学大学院システム情報科学研究院

セメリス, アンドレアス
九州大学大学院システム情報科学研究院

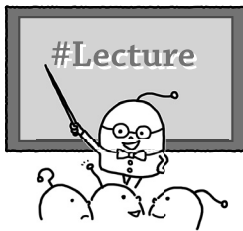
<https://hdl.handle.net/2324/7339173>

出版情報 : SYSTEMS, CONTROL AND INFORMATION. 67 (10), pp.433-438, 2023-10-15. The Institute of Systems, Control and Information Engineers (ISCIE)

バージョン :

権利関係 : © 2023 一般社団法人システム制御情報学会





移動体の群制御—V —非線形モデル予測制御による車両群の分散 誘導制御：群れのモデルとその制御

山本 薫*・THEMELIS Andreas*

1. はじめに

本稿では、移動体群制御の応用例として、移動体に車両や車輪型ロボットを採用する場合の困難点や応用事例を紹介する。単なる質点系モデルではなく、車両系を扱う際には、運動学的な拘束条件を考慮する必要がある。また、車両のダイナミクスが無視できないような運動を考える場合は、運動学モデルではなく動力学モデルを採用する必要がある。そこで、まず、車両系を含むロボティクス分野において拘束条件としてよく現れる Pfaff 形式の非ホロノミック拘束条件について解説し、そこから運動学モデルの一般形が導かれることを示す。その後、車両系の代表的な運動学モデルである一輪車モデル、差動駆動型ロボットモデル、および二輪車モデルを紹介する。さらに、運動学モデルに車両のダイナミクスを加えた状態方程式の一例を示す。

非ホロノミックシステムは一般に可制御であり、任意の状態へ到達させる入力が存在するが、劣駆動システムであること、線形近似システムが不可制御となること、また、多くの場合なめらかな連続時不変状態フィードバックでシステムを平衡点に漸近安定化できないことなどから、制御が困難なシステムともいえる。必然的に不連続、あるいは時変のフィードバック制御器が要求されるわけであるが、本稿では、非線形モデル予測制御を用いる場合を中心に解説する。

複数の車両を協調させ、分散制御しようとする場合には、本講座でたびたび取り上げられているように、座標系の取り扱いにも注意を要する。本稿では、車両群制御の応用例の一例として、リーダー・フォロワー構造をもつ車両群を障害物の存在する未知環境において目的地に誘導する問題を紹介する。フォロワー車両群は、Reynolds のボイド [11] のように、「結合・分離・整列」規則に従うものとする。つまり、近傍車両との衝突回避を達成しつつ、位置や速度の合意を目指すような、協調行動をとる。群れ規則の達成のための個々の移動体の制御には、人工ポテンシャル場によって近傍の移動体間の引力と斥力を表現することで結合と分離を達成し、さらに速度合意制御器を付加することで、整列を達成する手法が一般的である [10,16,17]。しかし、ポテンシャル場ベースの方法

では、各エージェントが現在の周囲の状態に対して受動的に反応するため、振動的な動作を示す傾向がある。代わりに、各移動体が数ステップ先の将来の状況を考慮することができれば、より円滑な群れ制御が可能となると考えられ、モデル予測制御を用いた群れ制御に注目が集まっている [8,14,20–23]。これらの手法では、各時刻において種々の制約のもとで群れルールからの逸脱を最小化するような制御入力を求める問題として定式化され、障害物回避や移動体の非ホロノミック拘束などを制約条件として扱えることも利点である。

未知環境での誘導問題では、従来の「結合・分離・整列」規則に適当な改良を加えることで、複雑な環境下でも群れの誘導が可能となることが、文献 [9] において質点モデルを用いた数値例題により確認されている。本稿では、同様の定式化が車両群誘導制御においても有効であることを示したうえで、座標系のとり方に関する現状の課題や、計算負荷の観点からの実装可能性、ダイナミクスを考慮する場合の注意点について考察する。

2. 制御対象

本節では、二次元平面上を移動する車両の運動学モデルおよび動力学モデルを紹介する。なお、車両のダイナミクスとは、車両に作用する力と車両の物理的な状態との動力学的関係を記述するものであるのに対し、車両のキネマティクスとは、動きの原因となる力とは関係なく、車両の動きに課される制約（運動学的拘束条件）を記述するものであることに注意する。

2.1 運動学モデル

運動学的拘束条件：非ホロノミック拘束

物体の運動を記述する際には、直交座標や極座標、重心座標など、さまざまな座標系が考えられ、考える問題に応じて便利なものを採用すればよいが、それらに共通する統一的な記述方法があれば便利である。このために、一般化座標が用いられる。一般化座標とは、対象の「位置」を記述するのに必要な実数変数のことをいう。たとえば、二次元平面上を移動する車両であれば、一般化座標として、 $\xi = (x, y, \theta)$ をとることができる。ここで、 $x \in \mathbb{R}$, $y \in \mathbb{R}$, $\theta \in \mathbb{S}^1$ はそれぞれ絶対座標系における位置および進行方向を表す。

一般化座標 $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$ と一般化速度 $\dot{\xi} = \frac{d\xi}{dt}$ を用いて、運動学的拘束条件は次のように表される。

* 九州大学 大学院 システム情報科学研究院

Key Words: Reynolds' flocking, distributed control, model predictive control, vehicle kinematic model.

$$h_i(\xi, \dot{\xi}) = 0, \quad i = 1, \dots, k < n$$

このうち, $h_i(\xi) = 0$ の形で表されるものをホロノミック拘束といい, 運動の自由度はホロノミック拘束条件数分だけ減少する. ホロノミック拘束の形で書くことのできない拘束は非ホロノミック拘束といい, ロボティクス分野では, とくに Pfaff 形式, つまり, 一般化速度 $\dot{\xi}$ を線形な形で含む $h_i(\xi)\dot{\xi} = 0$ がよく現れる. たとえば, 車輪が横滑りをしないという拘束条件

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{bmatrix} \perp \begin{bmatrix} \sin\theta \\ -\cos\theta \end{bmatrix} \iff \begin{bmatrix} \sin\theta & -\cos\theta & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = 0$$

は, Pfaff 形式の非ホロノミック拘束となっている.

システムの運動が k 個の Pfaff 型非ホロノミック拘束により制限されるとする. つまり,

$$\begin{bmatrix} h_1(\xi) \\ \vdots \\ h_k(\xi) \end{bmatrix} \dot{\xi} =: H(\xi)\dot{\xi} = 0$$

すなわち, 各点 $\xi \in \mathbb{R}^n$ において, 一般化速度は $H(\xi)$ の核 $\ker H(\xi) =: G(\xi) \in \mathbb{R}^{n \times (n-k)}$ に制限される. このとき, システムの運動学モデルは, 次式で定義される.

$$\dot{q} = G(\xi)u \quad (1)$$

ここで, $u \in \mathbb{R}^{n-k}$ は制御入力であり, 任意の入力 u について, 上の運動学モデルの解は拘束条件を満たす. 以降では, 代表的な車両の運動学モデルを紹介する.

一輪車モデル

一輪車モデルは, ロボットの運動が第 1 図に示すような一つの車輪で近似できる場合に用いられる単純な運動学モデルである. 進行方向の速度 v および旋回速度 ω を制御入力とすると, 運動学モデル (1) は次式で表される.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (2)$$

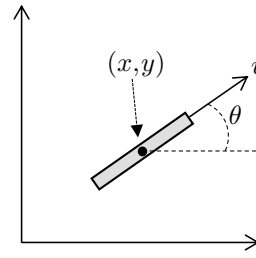
制御入力 v, ω に対し, 制約 $|v| \leq v_{\max}, |\omega| \leq \omega_{\max}$ が課される.

差動駆動型ロボットモデル

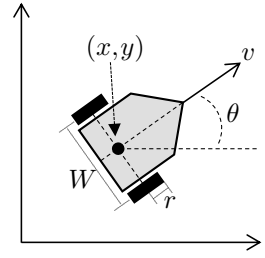
差動駆動型ロボットモデルは第 2 図に示すように左右二つの車輪の速度差により旋回を行うモデルであり, 制御入力は左右の車輪の回転速度 ω_L, ω_R である. 幾何学的な関係からつぎの運動学モデルが得られる.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{r}{2}\cos\theta & \frac{r}{2}\cos\theta \\ \frac{r}{2}\sin\theta & \frac{r}{2}\sin\theta \\ \frac{r}{W} & -\frac{r}{W} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_R \\ \omega_L \end{bmatrix} \quad (3)$$

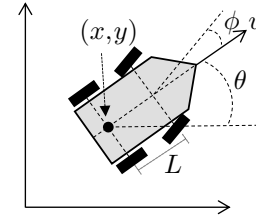
制御入力 ω_L, ω_R に対し, 制約 $|\omega_L| \leq \omega_{L,\max}, |\omega_R| \leq \omega_{R,\max}$ が課される. なお, 一輪車の運動学モデル (2) は, 入力に



第 1 図 一輪車モデル



第 2 図 差動駆動型ロボットモデル



第 3 図 二輪車モデル

対して次式の変換を施すことにより, 差動駆動型ロボットにも適用される.

$$v = \frac{r}{2}(\omega_R + \omega_L), \quad \omega = \frac{r}{W}(\omega_R - \omega_L)$$

二輪車モデル

第 3 図に示すような四輪車両も (2) 式の形の運動学モデルで記述することができるが, $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ は後車軸中心の位置であり, 旋回速度 ω は後車軸進行方向速度 v およびステアリング角 ϕ と $\omega = \frac{v}{L}\tan\phi$ の関係にある.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v\cos\theta \\ v\sin\theta \\ \frac{v}{L}\tan\phi \end{bmatrix} \quad (4)$$

これを二輪車モデルという. 制御入力 v, ϕ に対し, 制約 $|v| \leq v_{\max}, |\phi| \leq \phi_{\max} < \frac{\pi}{2}$ が課される.

2.2 動力学モデル

運動学モデルでは, 制御入力が速度や角速度などで与えられるとし, 運動学的拘束条件を考慮することで比較的単純に運動を記述することができる. しかし, 実際には速度や角速度を変化させるために必要となる力やトルクは, 車両の質量や慣性モーメントによって異なる. 急激な加減速を伴い移動する場合など, 動力学の影響が支配的になるような問題では, 車両のダイナミクスを考慮した動力学モデルを採用する必要がある. たとえば, 車両の質量を M , 慣性モーメントを I とし, 入力を力 f およびトルク τ として, 運動学モデル (2) はつぎのような単純な動力学モデルに拡張される.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \\ \dot{v} \\ \dot{\omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v\cos\theta \\ v\sin\theta \\ \omega \\ \frac{1}{M}f \\ \frac{1}{I}\tau \end{bmatrix} \quad (5)$$

3. 非ホロノミックシステムの制御

非ホロノミックシステムは一般に可制御であり、任意の状態へ到達させる入力が存在する。しかし、前節の各種モデルからもわかるように制御入力 u の次元が一般化座標 q の次元より小さい劣駆動システムとなっていることや、(1) 式の線形近似システムが不可制御となること、また、多くの場合、なめらかな連続時不変状態フィードバックでシステムを平衡点に漸近安定化することができないこと (Brockett の定理による [1]) などから、制御が困難なシステムであるといえる。これらの議論は、たとえば文献 [24] に詳しい。

Brockett の定理から逃れるため、不連続、あるいは時変のさまざまなフィードバック制御器がこれまでに提案されているが、近年では、非線形モデル予測制御を用いる手法が盛んに研究されている [4,5,12,19]。非線形性や入力制約を陽に考慮できることはもちろんのこと、移動体の制御においては、障害物回避を状態制約として扱えることや、モデルの変更が比較的容易であることも魅力であろう。運動学モデル (1) を用いる場合の一般的な定式化はつぎのとおりである。

$$\begin{aligned} & \underset{u(\cdot|t)}{\text{minimize}} \quad \varphi(\xi(t+T|t)) + \int_t^{t+T} \ell(\xi(\tau|t), u(\tau|t)) d\tau \\ & \text{subject to} \quad \begin{cases} \dot{\xi}(\tau|t) = G(\xi(\tau|t))u(\tau|t) \\ \xi(t|t) = \xi(t) \\ \xi(\tau|t) \in \Xi \\ u(\tau|t) \in \mathcal{U} \\ p(\tau|t) \notin O, O \in \mathcal{O}(t) \end{cases} \end{aligned}$$

最後の制約条件における $p(t)$ は移動体の絶対位置を表し、 O は時刻 t に検知された障害物集合 $\mathcal{O}(t)$ に属する障害物を表す。上記の最適制御問題を解いて得られる $u_{\text{opt}}(\tau|t)$ の初期値のみを用いて $u(t) = u_{\text{opt}}(t|t)$ とし、これを各サンプル時刻に繰り返す。

次節では、非線形モデル予測制御を移動体群の誘導制御に適用した最近の事例 [9] を紹介したのち、座標系のとり方に関する現状の課題、非線形モデル予測制御の解法に関する考察、および車両のダイナミクスを考慮する場合の注意点について述べる。なお、ここまでは連続時間系で記述してきたが、以降は実装の観点から、離散時間系で記述する。

4. 応用例：車両群誘導制御

4.1 問題設定

d 次元空間を移動する N 体の車両群からなるシステムを考える。車両のインデックス集合を $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ で表す。車両群はリーダーとフォロワーに分かれており、リーダーは目的地に到達するための軌道をあらかじめ知っているか、あるいは、リアルタイムでの軌道生成を担当する。一方、フォロワーは、そのときどきの周囲の状況のみに反応し、目的地に関する情報は持たない。ここ

では、リーダーが数ステップ先までの位置や速度の情報をフォロワーに伝達することを前提としたうえで、フォロワー車両の位置 $p_i^t \in \mathbb{R}^d$ と速度 $v_i^t \in \mathbb{R}^d$ を効率よく制御し、群れを目的地まで誘導することを目標とする。なお、本節では、絶対位置と絶対速度を用いて議論を展開したのち、座標系についての考察を述べる。

各車両は測定や通信により近傍の車両から情報を取得できるものとする。ここでは、下記のように距離ベースで車両 i の時刻 t における自身を含む近傍および含まない近傍を定義する。

$$\begin{aligned} \mathcal{N}_i^t &= \{j \in \mathcal{N} \mid \|p_i^t - p_j^t\| < r_i, i, j \in \mathcal{N}\} \\ \bar{\mathcal{N}}_i^t &= \mathcal{N}_i^t \setminus \{i\} \end{aligned} \quad (6)$$

また、各時刻 t において、移動体 $i \in \mathcal{N}$ は計測範囲内に存在する障害物集合 $\mathcal{O}_i^t$ を検知できるものとする。

このとき、車両 i が、各時刻 t において解くべき最適化問題を、つぎのように設定する。

$$\begin{aligned} & \underset{u_i^t \in \mathcal{U}_i \times \dots \times \mathcal{U}_i}{\text{minimize}} \quad J(u_i^t) \\ & \text{subject to} \quad \begin{cases} \xi_i^{t+k+1|t} = f_i(\xi_i^{t+k|t}, u_i^{t+k|t}) \\ \xi_i^{t+k+1|t} \in \Xi_i \\ p_i^{t+k+1|t} \notin O, O \in \mathcal{O}_i^t \\ d_{j|i}^{t+k'+1|t} \geq d_{i,\text{sep}}, j \in \bar{\mathcal{N}}_i^{t+k'+1|t} \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

$d_{j|i}^{\tau|t}$ は、時刻 $\tau \in [t+1, t+T]$ における自身を含まない予測近傍車両 $j \in \bar{\mathcal{N}}_i^{\tau|t}$ との予測二乗距離 $d_{j|i}^{\tau|t} := \|p_i^{\tau|t} - p_{j|i}^{\tau|t}\|^2$ を表す。ここで、時刻 t において、車両 i は近傍車両 $j \in \bar{\mathcal{N}}_i^t$ から予測位置 $p_{j|i}^{\tau|t}$ および速度 $v_{j|i}^{\tau|t}$ の情報を受け取るものとし、添字 $j|i$ は、異なる車両によって取得された同じ情報での不一致の可能性を表す。この予測情報は τ の増加とともに精度が悪化すると考えられるため、 $T_{\text{sep}} < T$ までは回避距離 $d_{i,\text{sep}} > 0$ のハード拘束を設け、それ以降は後述するソフト拘束により衝突回避を考慮する。

評価関数 $J(u_i^t)$ をつぎのように設定する。

$$\begin{aligned} J(u_i^t) &= \|u_i^t\|_{R_i}^2 + \sum_{k=0}^{T-1} \gamma_i^k \|y_i^{t+k+1|t} - \bar{y}_i^{t+k|t}\|_{Q_i^t}^2 \\ &\quad + \rho_{i,\text{sep}} \sum_{k>T_{\text{sep}}} \gamma_i^k \sum_{j \in \bar{\mathcal{N}}_i^{t+k|t}} d_{j|i}^{t+k|t} \end{aligned} \quad (8)$$

ここで、第2項の $y_i^{\tau|t}$ は、車両 i の予測位置および予測速度よりなる出力ベクトルであり、 $\bar{y}_i^{\tau|t}$ は、次式で表される予測近傍 $\mathcal{N}_i^{\tau|t}$ に属する車両群の予測位置と予測速度の重み付き平均を要素にもつ出力である。

$$\bar{p}_i^{\tau|t} := \sum_{j \in \mathcal{N}_i^{\tau|t}} p_j^{\tau|t} \cdot w_{j|i}^{\tau|t}, \quad \bar{v}_i^{\tau|t} := \sum_{j \in \mathcal{N}_i^{\tau|t}} v_j^{\tau|t} \cdot w_{j|i}^{\tau|t} \quad (9)$$

ここで、 $w_{j|i}^{\tau|t}$ および $v_{j|i}^{\tau|t}$ はそれぞれ結合と整列のた

めの重みであり, Reynolds の群れ規則においては, いずれも $1/|\mathcal{N}_i^{\tau|t}|$ と表すことができる.

第 3 項は先に述べた衝突回避のためのソフト拘束であり, $\rho_{i,\text{sep}} \geq 0$ は T_{sep} ステップ以降でソフト拘束により衝突回避を考慮するためのペナルティパラメタである. 各予測値は τ の増加に伴い悪化すると考えられるため, ディスカウント・ファクター $\gamma_i \in (0, 1]$ を導入している. Q_i^t , R_i は重み行列を表す.

なお, 最適化問題 (7) を解いて得られる $u_{i,\text{opt}}^{\tau|t}$ は, 分散制御器 $c_i(\xi_{N_i}^{\tau|t})$ となっていることに注意する.

4.2 群れ誘導のための重み

群れの挙動は, (9) 式の重み $p w_{ji}^{\tau|t}$ および $v w_{ji}^{\tau|t}$ や, 重み行列 Q_i^t を変化させることで調整できる. ここでは, 群れ誘導により適した下記の時変の重みを提案する. なお, 紙面の都合上, アイディアのみ簡単に記述する. 具体的な数式やアルゴリズムは文献 [9] を参照いただきたい.

リーダーからのグラフ距離に基づく時変階層的重み
群れ誘導において, リーダーは指標とすべき重要な情報を有している. 同様に, リーダーと近接しており直接情報を受け取るフォロワーは, そうでないフォロワーよりも精度の高い予測が可能であるといえる. そこで, $p w_{ji}^{\tau|t}$ および $v w_{ji}^{\tau|t}$ にリーダーからのグラフ距離に基づく重みを導入し, リーダー方向への動きを促進するよう参照値にバイアスをかける.

進行方向を考慮した重み 障害物が存在する未知環境においての群れ誘導問題においては, さらに, 進行方向の前方・後方どちらに位置する車両かによっても重みを変化させることが望ましい. たとえば, 自身の前方を移動する車両が障害物回避のために進行方向を変えたとなると, 自身もそれに合わせることが自然である. 一方で, 後方を移動する車両の方向転換に従う必要性は一般に低い. そこで, 速度合意のための重み $v w_{ji}^{\tau|t}$ で, 前方の車両をより重視するよう調整する (参照位置にも同様のバイアスをかけることが考えられるが, 群れが分離するリスクが高まるため, ここでは採用しない).

結合・整列ルール間の動的トレードオフ 参照位置および参照速度のうち, どちらをより重視して追従すべきかについて考える. もし車両 i が参照位置 $\bar{p}_i^{t|t}$ から遠い場合は, 遠くの車両群と進行方向をそろえる必要性は低く, 結合をより重視すべきといえる. 一方で, 車両 i が参照位置 $\bar{p}_i^{t|t}$ に近い場合は, 結合はすでに十分に達成されているといえ, 近傍の車両と同様の動きをする整列ルールをより重視するのが合理的である. このような結合・整列ルール間のトレードオフは, (8) 式の評価関数 J における重み Q_i^t を適切に設定することで達成できる.

4.3 数値例題

MPC ホライズンを $T=8$, 衝突回避のハード制約を課するステップ数を $T_{\text{sep}}=4$ とし, これ以降は (8) 式で $\rho_{i,\text{sep}}=100$, $\forall i$ と設定し, ソフト制約により衝突回避を

考慮する. リーダーは, 一定の速さで進み, 他の車両の影響を受けないものとする. (6) 式における検知範囲 r_i は全車両で同一とする. これらの設定のもと, 前節の重みを適当に設定し, ラウンドアバウトを U ターンするよう車両群を誘導する問題を考える.

第 4 図に, フォロワー車両として差動駆動型ロボットモデル (3) を用いた場合の数値シミュレーション結果を示す. なお, 星印はリーダーを, 菱形はフォロワー車両を表し, 菱形の横方向の幅は車両幅を表す. また, 各車両を中心とする色付き円は検知範囲を, 点線の円は衝突回避距離 $d_{i,\text{sep}}$ を表す. 前節で導入した重みを一つでも無効化するとラウンドアバウトにおいてフォロワー車両がリーダーへの追従に失敗しており, 重みの設定が障害物の存在する未知環境における群れ誘導に有効であることがわかる.

4.4 課題および考察

本節では, 座標系のとり方, 非線形モデル予測制御における非線形最適化問題の解法, およびダイナミクスが車両群の挙動に与える影響について考察する.

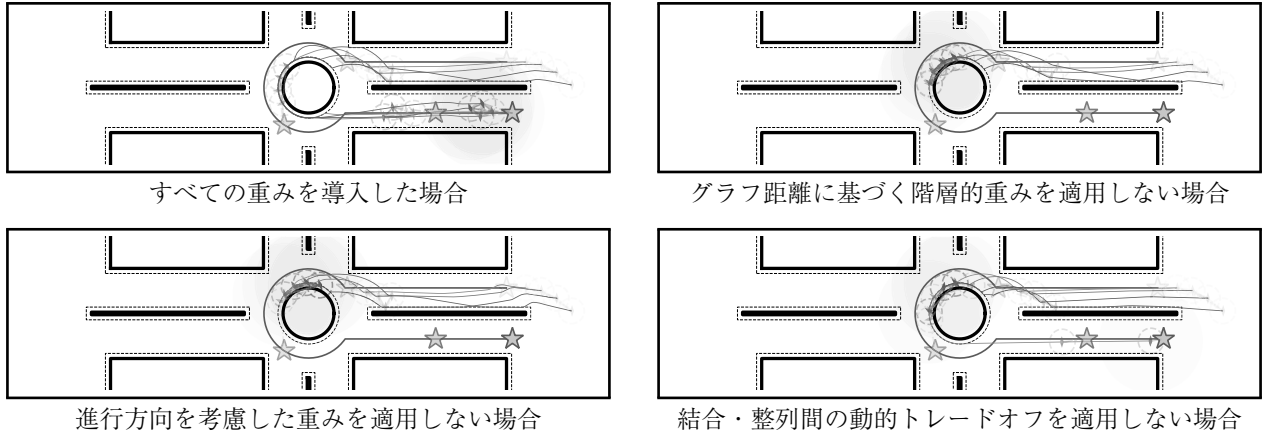
4.4.1 座標系

本手法の実装にあたっては, 座標系の取り扱いに注意を要する. ここまでの議論は, 全車両に共通の絶対座標系 Σ における位置や速度を用いて展開してきた. しかし, 講座第 1 回で解説があったように, 移動体群の制御においては, 各移動体はそれぞれ個別の相対座標系 $\Sigma_i(t)$ をもち, GPS を搭載している場合などを除き, 一般に, 絶対位置と絶対方位を特定することができない [27]. このような場合, 前節で紹介した手法において, 近傍の車両の予測位置・速度情報は, その車両がもつ相対座標系における値として共有され, そのまま利用することができず, 適切な処理が必要となる. なお, 予測情報の共有を行わず, 各車両が車載のセンサを用いて近傍車両の観測を行い, その情報のみを用いる場合は, 相対座標系における表現でも同様の制御が可能である.

4.4.2 非線形最適化問題の解法

非線形モデル予測制御を移動体制御に用いる場合, 実時間性への要求が非常に厳しい. さらに, 自律分散制御とする場合には, 移動体に搭載する CPU を用いて最適化計算を行う必要がある. 実時間最適化アルゴリズムに関する研究は非常に活発に行われており, さまざまな手法が存在するが, 本稿 4. 節のシミュレーションでは, PANOC [15] というアルゴリズムを用いている. PANOC の特徴は, 初歩的な演算のみを行うことで非常に高速な収束を実現できることにあり, また, OpEn [13] という最適化エンジンに高度に最適化された状態で実装されており, ユーザは Python や MATLAB 上で問題を記述するだけで最適化を実行することができる.

概説すると, 各状態は前のステップの入力の項で表され, 実行可能となるまで反復的に増加するペナルティ



第4図 ラウンドアバウトでのUターン

パラメタ $\mu > 0$ により、評価関数にソフトペナルティが課せられる。これにより、解くべき問題は、単純な入力制約 $u \in \mathcal{U}$ のもとで、微分可能な関数 $f_\mu(u)$ を最小化する問題に帰着する。このような問題の最適性条件は、 $R_\gamma(u) := u - \Pi_{\mathcal{U}}(u - \gamma \nabla f(u)) = 0$ である。ここで、 $\gamma > 0$ はステップ幅、 $\Pi_{\mathcal{U}}$ は $\mathcal{U}$ への射影演算子を表す。

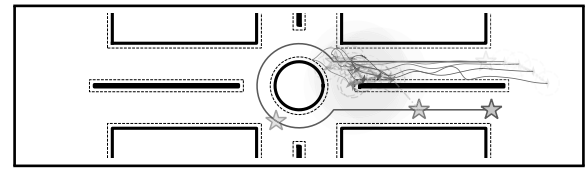
PANOCはL-BFGSを用いて、非線形システム $R_\gamma(u) = 0$ を解くための高速更新方向を計算し、forward-backward envelope とよばれる包絡関数の上での不連続な直線探索は局所解への高速かつ大域的収束を保証する。いくつかの仮定のもとでは超線形収束性をもつなど、高速な漸近収束性を有し、かつ、コストと勾配の評価のみの演算となるため、反復コストが極めて安価であることから、移動体搭載のCPUへの実装にも適している。より詳細な解説は文献[3]や[18]を参照いただきたい。なお、文献[18]には、ほかの分割アルゴリズムへの拡張も示されている。また、ほかの実時間最適化アルゴリズムについては、文献[26]に詳細にまとめられている。

4.4.3 ダイナミクスの影響

モデル予測制御ではモデルの変更が比較的容易である、と先に述べた。しかし、単純に制約条件を変更するだけでは、多くの場合、満足な結果は得られない。第5図に、先の数値例題において、差動駆動型ロボットモデルに(5)式のダイナミクスを考慮した場合の結果を示す。なお、比較のため、重みは同じものを用いている。リーダーの急な方向転換に追従しようとする際に、ダイナミクスの影響で大回りしてしまい、追従に失敗している。制御対象の特性をよく理解したうえで制御系設計を行うことの重要性が改めて確認できる。ダイナミクスの影響を考慮する必要性の有無も含め、採用する車両モデルが適切であるか十分な検討が必要である。

5. おわりに

本稿では、非ホロノミック拘束を有する移動体である車両系を題材に、その運動学モデルと動力学モデルを紹介し、非線形モデル予測制御の車両群の誘導制御問題へ



第5図 車両のダイナミクスの影響

の適用事例について解説した。2.節の執筆にあたっては、文献[2,6,24,25]を参考にした。移動体群の分散制御にモデル予測制御を用いる場合、最適化問題の求解過程で、数ステップ先までの予測軌道も得られるという特性を活かし、近傍の移動体間でその情報を共有するという手法は、たとえば、[14,7]でも採用されている。しかし、4.4節でも述べたように、これらの手法は絶対位置や絶対方位が取得可能であることを前提としており、これが不可能である場合の有効性については検討が必要である。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 20K14766, 21K17710 の助成を受けたものである。本稿4.節の内容は、Aneek Nag氏、Shuo Huang氏との共著論文[9]の内容に基づいている。ここに感謝の意を表す。

(2023年5月1日受付)

参考文献

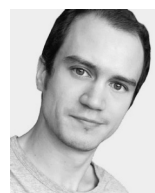
- [1] R. W. Brockett: Asymptotic stability and feedback stabilization; *Differential Geometric Control Theory*, Vol. 27, pp. 181–191 (1983)
- [2] F. Bullo, J. Cortés and S. Martínez: *Distributed Control of Robotic Networks: A Mathematical Approach to Motion Coordination Algorithms*, Princeton Ser. Appl. Math. Princeton University Press (2009)
- [3] A. De Marchi and A. Themelis: Proximal gradient algorithms under local Lipschitz gradient continuity: A convergence and robustness analysis of PANOC; *J. Optim. Theory Appl.*, Vol. 194, pp. 771–794 (2022)
- [4] F. Fontes: A general framework to design stabiliz-

- ing nonlinear model predictive controllers; *Syst. & Control Lett.*, Vol. 42, No. 2, pp. 127–143 (2001)
- [5] F. Fontes and L. Magni: Min-max model predictive control of nonlinear systems using discontinuous feedbacks; *IEEE Trans. Autom. Control*, Vol. 48, No. 10, pp. 1750–1755 (2003)
- [6] B. A. Francis and M. Maggiore: *Flocking and Rendezvous in Distributed Robotics*, Springer (2016)
- [7] B. Lindqvist, P. Sopasakis and G. Nikolakopoulos: A scalable distributed collision avoidance scheme for multi-agent UAV systems; *2021 IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robots Syst.*, pp. 9212–9218 (2021)
- [8] Y. Lyu, J. Hu, B. Chen, C. Zhao and Q. Pan: Multivehicle flocking with collision avoidance via distributed model predictive control; *IEEE Trans. Cybernet.*, Vol. 51, No. 5, pp. 2651–2662 (2021)
- [9] A. Nag, S. Huang, A. Themelis and K. Yamamoto: Flock navigation with dynamic hierarchy and subjective weights using nonlinear MPC; *2022 IEEE Conf. Control Technol. Appl.*, pp. 1135–1140 (2022)
- [10] R. Olfati-Saber: Flocking for multi-agent dynamic systems: algorithms and theory; *IEEE Trans. Autom. Control*, Vol. 51, No. 3, pp. 401–420 (2006)
- [11] C. Reynolds: Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model; *SIGGRAPH Comput. Graph.*, Vol. 21, No. 4, pp. 25–34 (1987)
- [12] M. Rosenfelder, H. Ebel, J. Krauspenhaar and P. Eberhard: Model predictive control of nonholonomic systems: Beyond differential-drive vehicles; *Automatica*, Vol. 152, p. 110972 (2023)
- [13] P. Sopasakis, E. Fresk and P. Patrinos: OpEn: Code generation for embedded nonconvex optimization; *21st IFAC World Congress. IFAC-PapersOnLine*, Vol. 53, No. 2, pp. 6548–6554 (2020)
- [14] E. Soria, F. Schiano and D. Floreano: Distributed predictive drone swarms in cluttered environments; *IEEE Robot. Autom. Lett.*, Vol. 7, No. 1, pp. 73–80 (2022)
- [15] L. Stella, A. Themelis, P. Sopasakis and P. Patrinos: A simple and efficient algorithm for nonlinear model predictive control; *2017 IEEE 56th Conf. Decis. Control*, pp. 1939–1944 (2017)
- [16] H. Tanner, A. Jadbabaie and G. Pappas: Stable flocking of mobile agents, part I: fixed topology; *2003 IEEE 42nd Conf. Decis. Control*, Vol. 2, pp. 2010–2015 (2003)
- [17] H. Tanner, A. Jadbabaie and G. Pappas: Stable flocking of mobile agents, part II: dynamic topology; *2003 IEEE 42nd Conf. Decis. Control*, Vol. 2, pp. 2016–2021 (2003)
- [18] A. Themelis, L. Stella and P. Patrinos: Forward-backward envelope for the sum of two nonconvex functions: Further properties and nonmonotone line-search algorithms; *SIAM J. Optim.*, Vol. 28, No. 3, pp. 2274–2303 (2018)
- [19] K. Worthmann, M. W. Mehrez, M. Zanon, G. K. Mann, R. G. Gosine and M. Diehl: Model predictive control of nonholonomic mobile robots without stabilizing constraints and costs; *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, Vol. 24, No. 4, pp. 1394–1406 (2015)
- [20] J. Zhan and X. Li: Flocking of multi-agent systems via model predictive control based on position-only measurements; *IEEE Trans. Industrial Informatics*, Vol. 9, No. 1, pp. 377–385 (2013)
- [21] H. Zhang, Z. Cheng, G. Chen and C. Li: Model predictive flocking control for second-order multi-agent systems with input constraints; *IEEE Trans. Circuits Syst. I: Regular Papers*, Vol. 62, No. 6, pp. 1599–1606 (2015)
- [22] H. Zhang, B. Liu, Z. Cheng and G. Chen: Model predictive flocking control of the Cucker-Smale multi-agent model with input constraints; *IEEE Trans. Circuits Syst. I: Regular Papers*, Vol. 63, No. 8, pp. 1265–1275 (2016)
- [23] L. Zhou and S. Li: Distributed model predictive control for multi-agent flocking via neighbor screening optimization; *Int. J. Robust Nonlinear Control*, Vol. 27, No. 9, pp. 1690–1705 (2017)
- [24] 三平: 非ホロノミック系のフィードバック制御; 計測と制御, Vol. 36, No. 6, pp. 396–403 (1997)
- [25] 石川: 非ホロノミックシステムの制御—拘束条件の非線形性を活かす—; 日本ロボット学会誌, Vol. 27, No. 4, pp. 384–387 (2009)
- [26] 大塚: 非線形モデル予測制御の研究動向; システム/制御/情報, Vol. 61, No. 2, pp. 42–50 (2017)
- [27] 櫻間, 小蔵: 移動体の群制御—I—移動体の群制御への誘い: なぜ今群制御か; システム/制御/情報, Vol. 67, No. 2, pp. 87–94 (2023)

著者略歴

やまもと
山本かおる
薫

2016年ケンブリッジ大学博士課程修了。ミネソタ大学ツインシティ校およびルンド大学での博士研究員を経て、2018年8月九州大学大学院システム情報科学研究院准教授となり現在に至る。自律移動ロボット群制御や機械系の振動制御などの研究に従事。Ph.D. (制御工学)。IEEE, 計測自動制御学会, 日本ロボット学会の会員。

セメリス
THEMELIS Andreas

2018年IMT Lucca, KU Leuven博士課程修了(ダブルディグリー)。KU Leuvenでの博士研究員を経て、2020年九州大学大学院システム情報科学研究院准教授となり現在に至る。構造的非凸最適化アルゴリズムおよびMPCや信号処理など工学への応用に関する研究に従事。Ph.D. (電気工学)。